No Need to Talk: Asynchronous Mixture of Language Models

Anastasiia Filippova †
EPFL

Angelos Katharopoulos
Apple

David Grangier
Apple

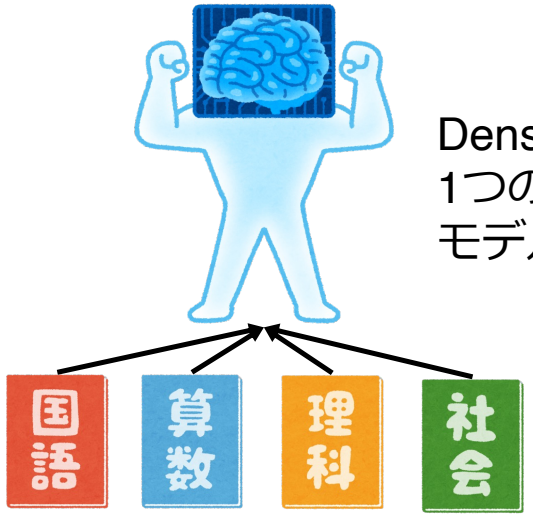
Ronan Collobert
Apple

読む人：清野 舜 (SB Intuitions)

Mixture of Experts (MoE) とは何か

Mixture-of-Experts（MoE）とは（1/2）

- 通常：任意のタスクを1つのモデルで解く
  - MoE の文脈では Dense と呼ばれる



Denseモデル：
1つの（巨大な）
モデルですべて解く

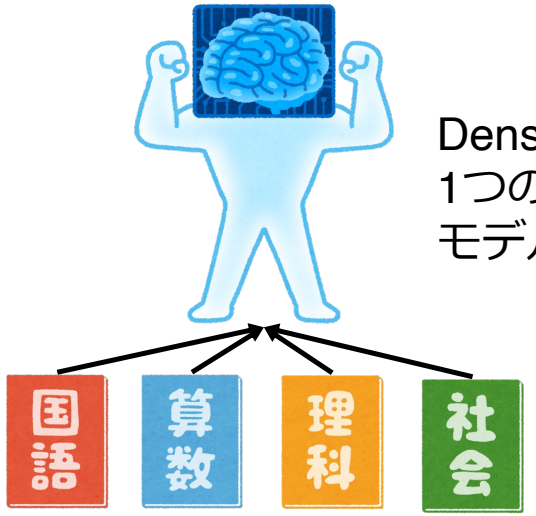
2

図はSNLP2024 高瀬さんのスライドをお借りしました

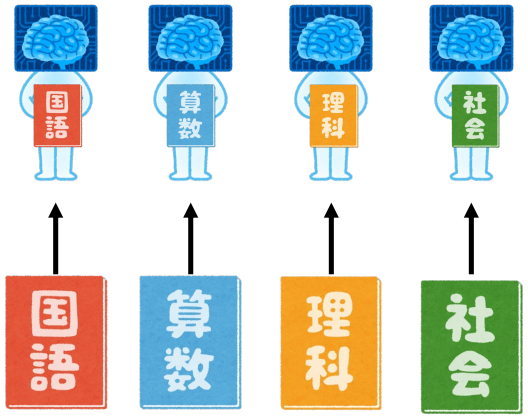
Mixture of Experts (MoE) とは何か

Mixture-of-Experts（MoE）とは（2/2）

- MoE：各タスクを専属のエキスパートに解かせる
  - 各エキスパートのパラメータ数を減らしても表現力が維持可能
  → 各タスクについての計算量が減らせる



Denseモデル：
1つの（巨大な）
モデルですべて解く



MoE：
各エキスパートに
タスクを割り当て

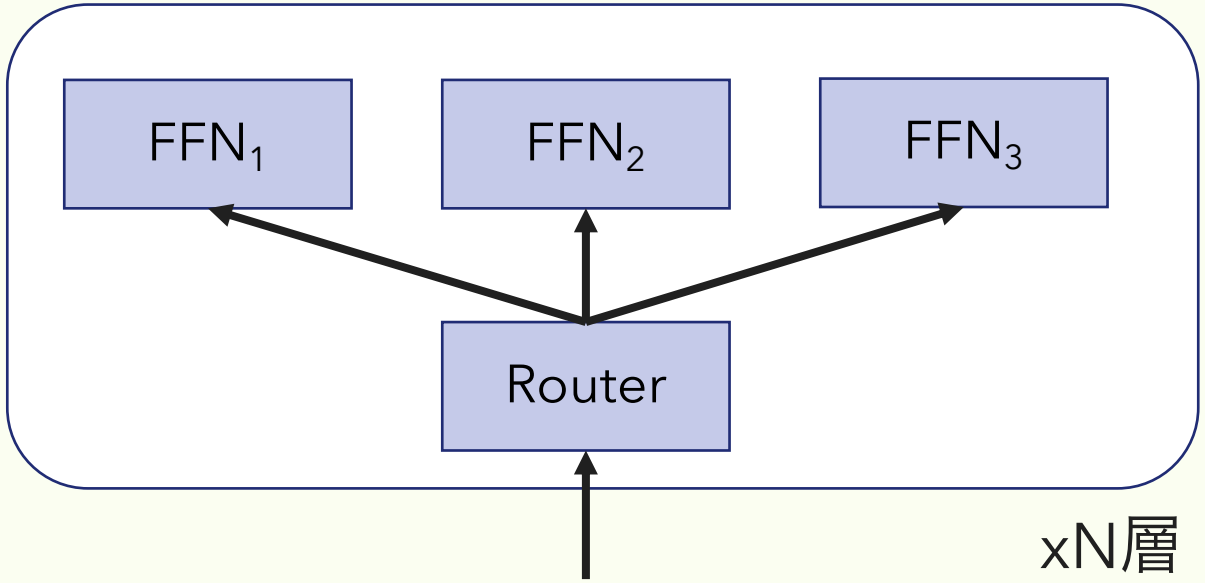
3

図はSNLP2024 高瀬さんのスライドをお借りしました

世は大MoE祭り

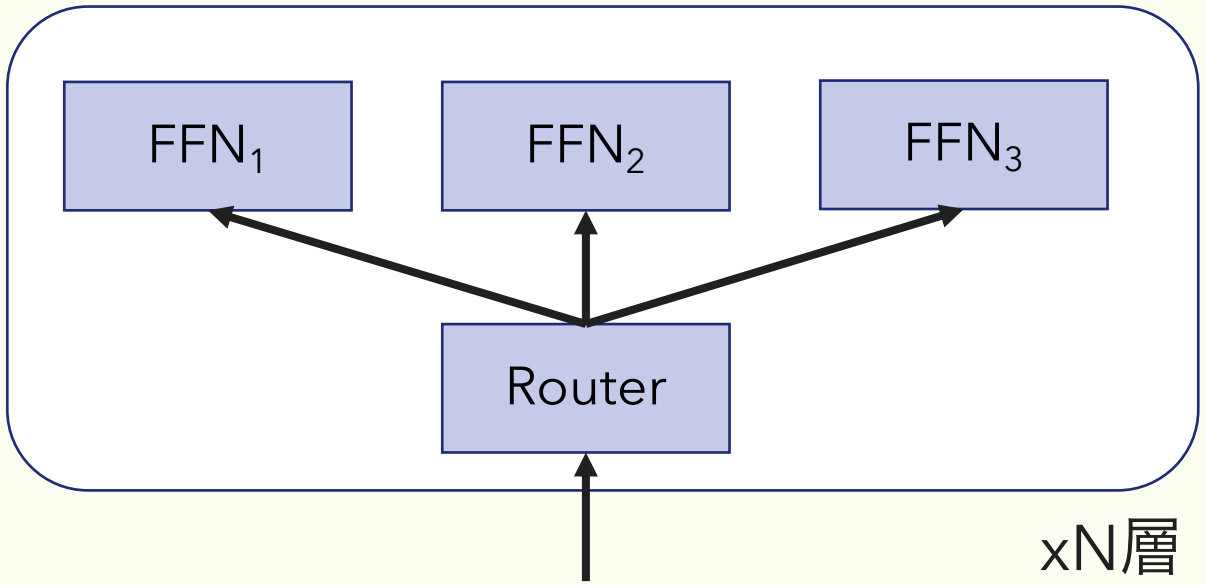
- 最先端のモデルが採用
  - DeepSeek-V3
  - Llama4
  - gpt-oss
- 国内最大規模のモデルも採用
  - Sarashina2-8x70B
- なぜ流行っているのか？
  - Denseモデルと同じ推論コストで、より大きいモデルの性能
  - 相当なエンジニアリングパワーが必要のはずだが

TransformerにおけるMoE



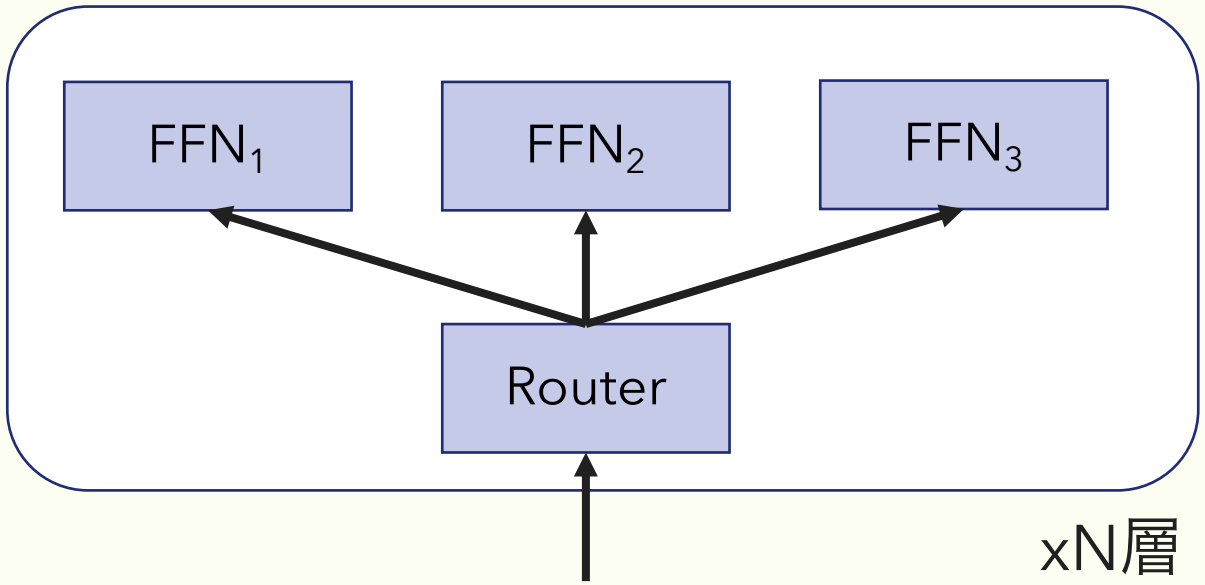
- FFN が Expertに相当
- 各時刻・各層で通信を行う

何が問題か？



- 通信が重い
  - 高速なGPU間通信が必要
  - それは高価
- 大量のメモリを消費する
  - Expertを展開しておく必要
  - 大量のGPUが必要
  - それは高価

何が問題か？

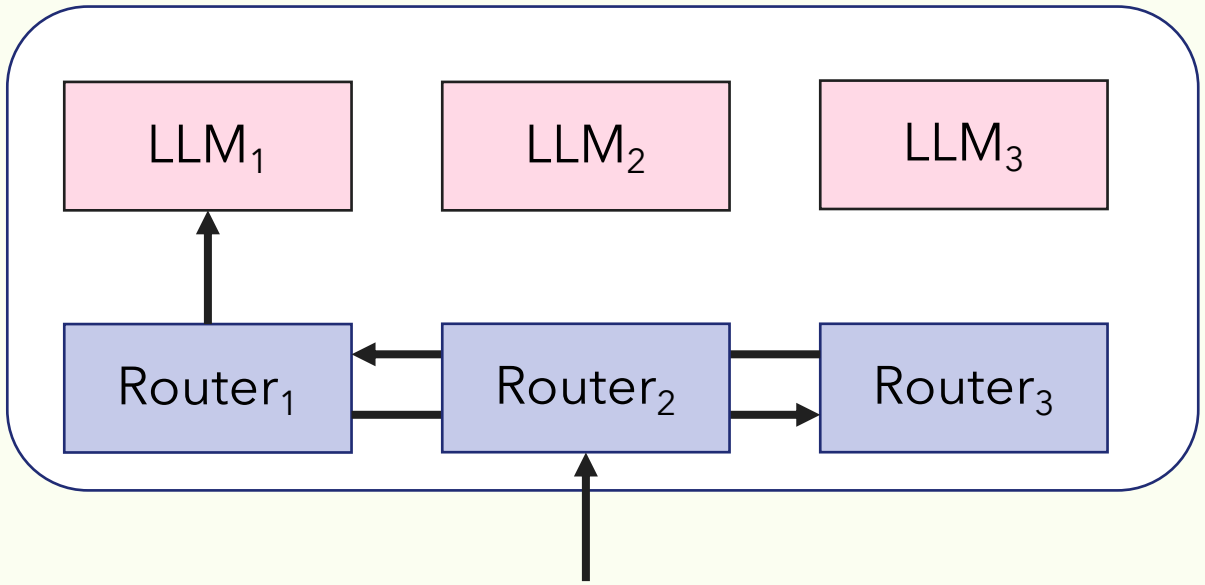


主にこちらを解決

- 通信が重い
  - 高速なGPU間通信が必要
  - それは高価
- 大量のメモリを消費する
  - Expertを展開しておく必要
  - 大量のGPUが必要
  - それは高価

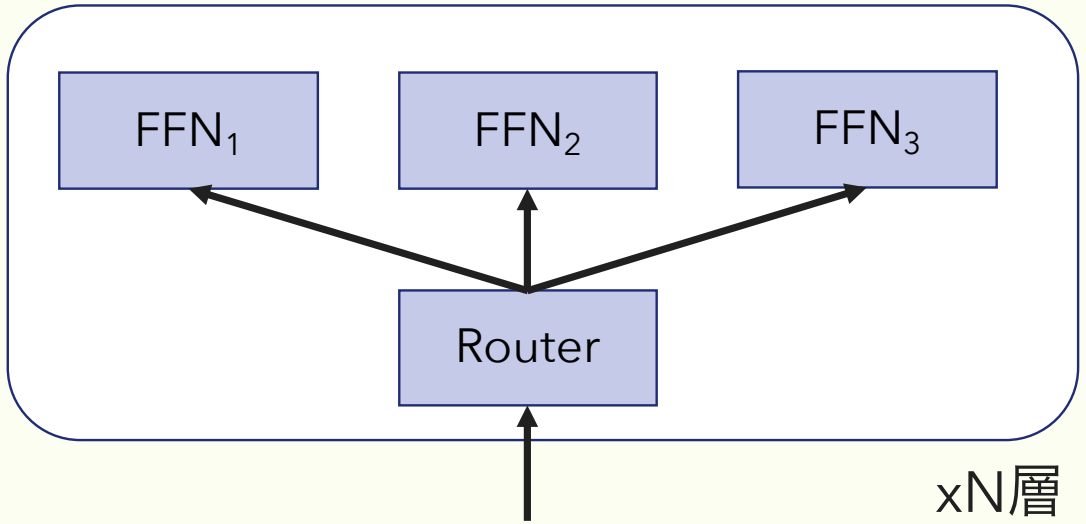
こちらも
多少解決

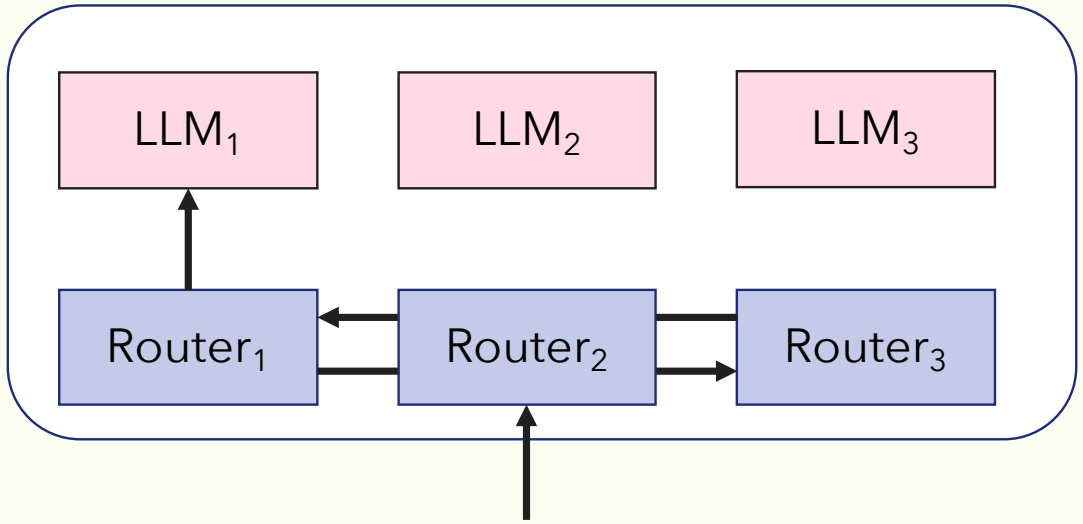
アイデア：LLMをExpertとみなす



- LLM をExpertとして扱う
- LLM と同じ数のルータを用意する
  - 今回はルータ自体も言語モデル
- 最もスコアの高いルータに
  対応するLLMを選ぶ
- 選んだLLMで推論
  - Expert間の通信は必要なし
  - No Need to Talk の伏線回収に完了

既存のMoE vs 提案手法

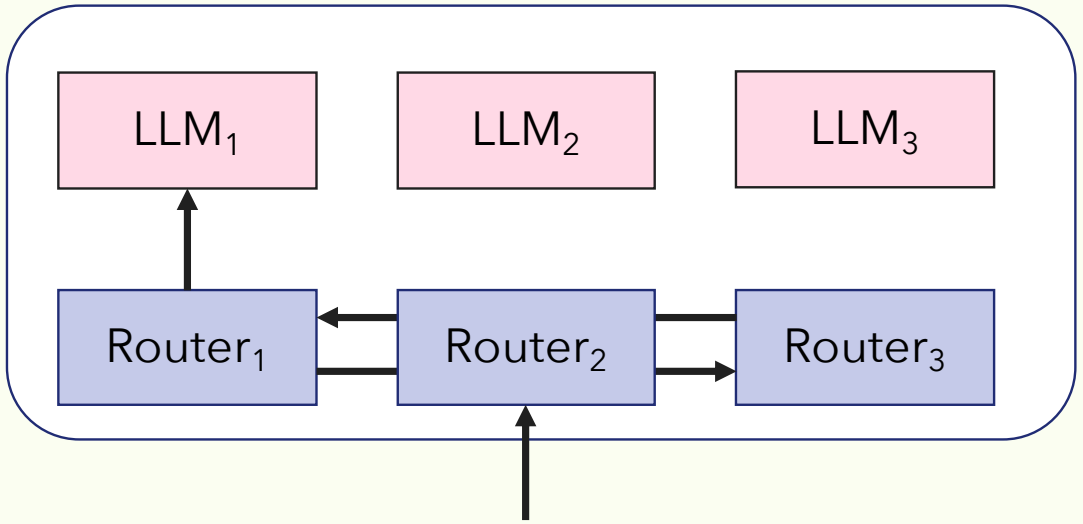




- FFN が Expertに相当
- 各時刻・各層で通信を行う

- LLM をExpertとして扱う
- 選んだLLMで一気通貫に推論

高速化のための Router のデザイン



① ルータを軽量にしておく

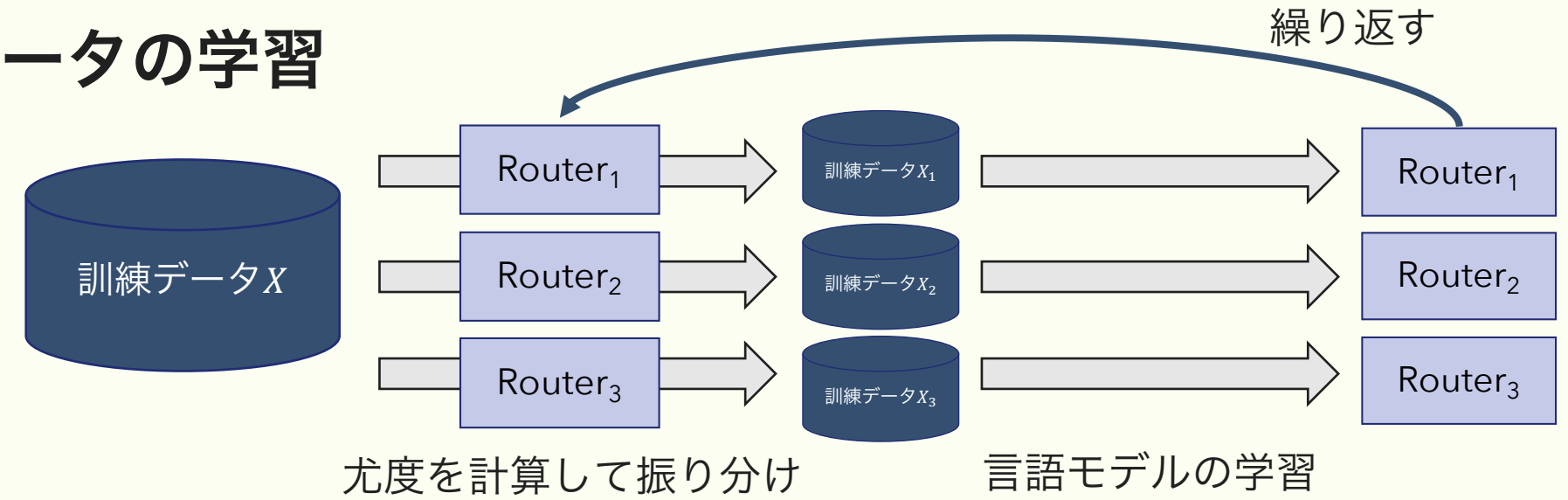
- 計算コストを小さくするため
- 今回は4.4Mパラメタの言語モデル

② 入力系列の接頭辞を使って振り分け

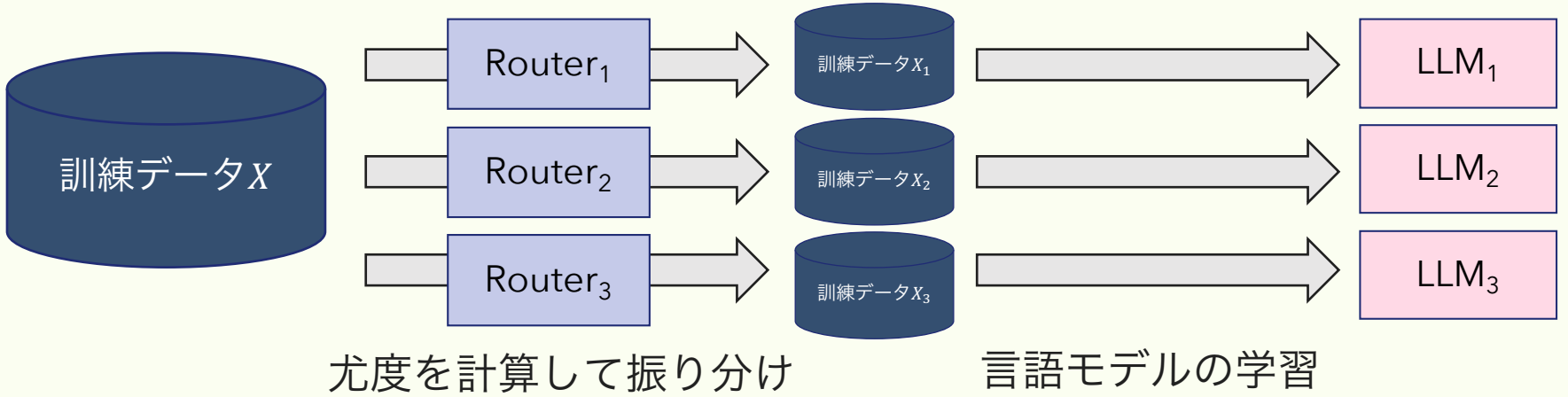
- 入力系列の全てを振り分けに使う必要はない
- 先頭32トークン程度でも十分な性能が出る
- トークン数を増やした実験は後述

ルータ → LLMの順番に学習

① ルータの学習



② Expert (LLM) の学習



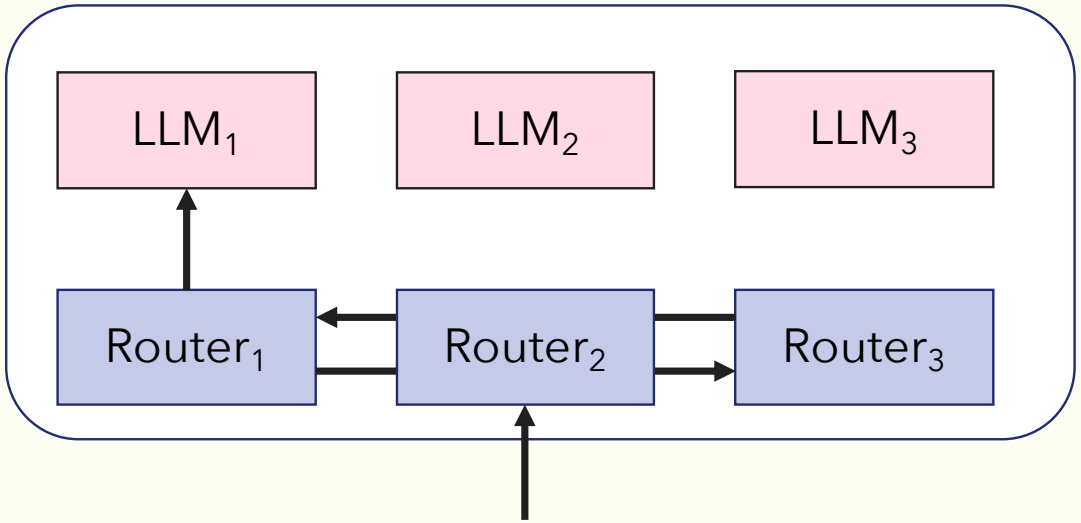
実験：Denseモデルとの比較

ベースライン：Denseモデル

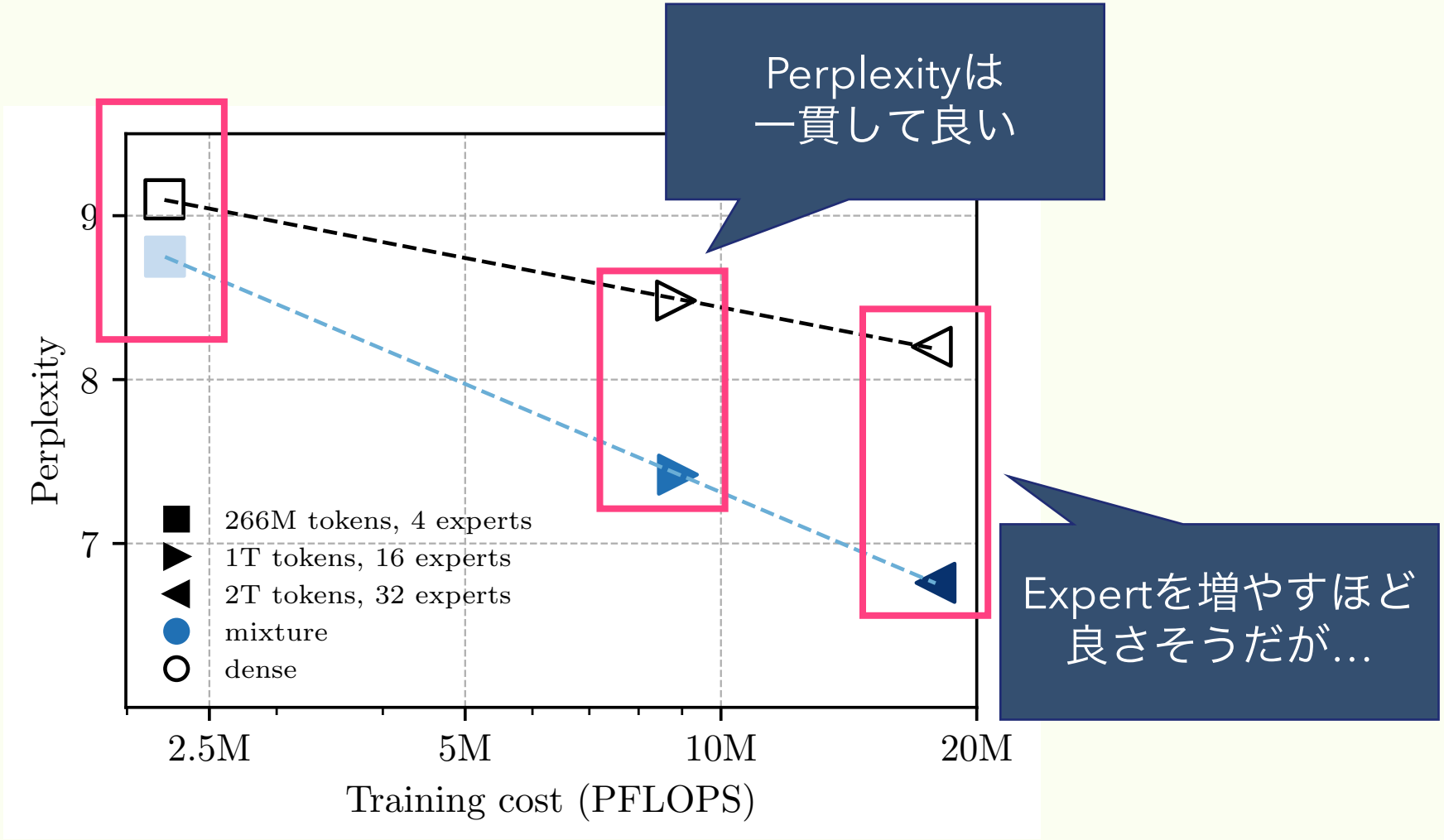
のパラメータ数は同じ

→推論にかかる時間を揃えて比較

提案手法

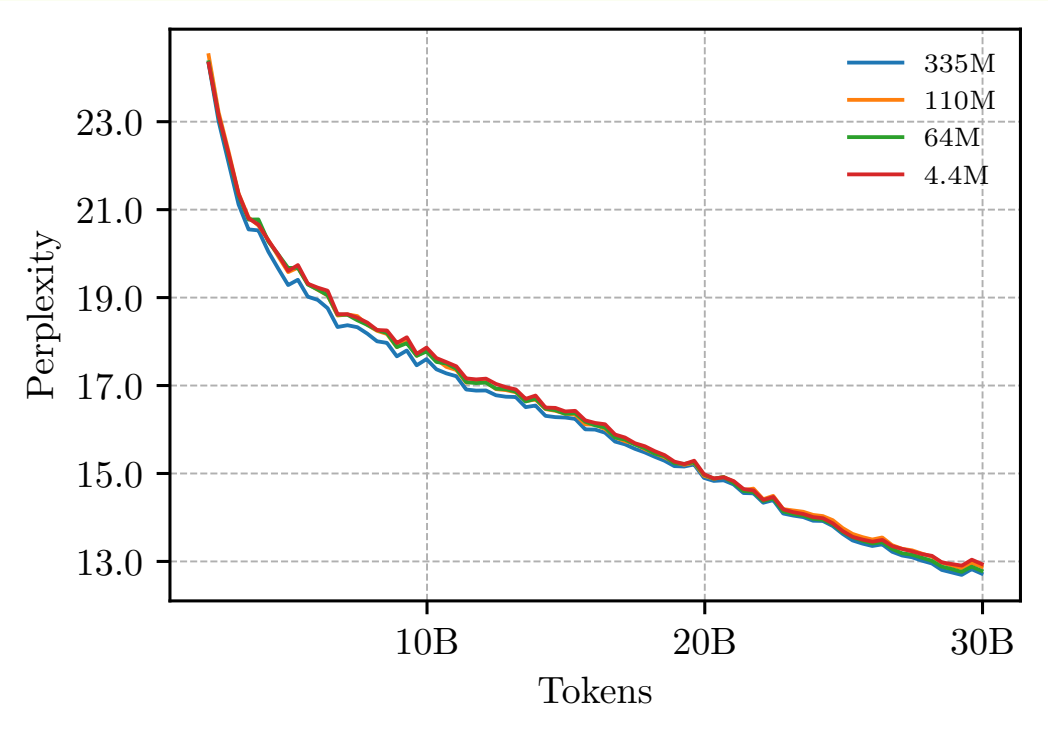


事前学習で性能が改善した



下流タスクでの評価結果は割愛

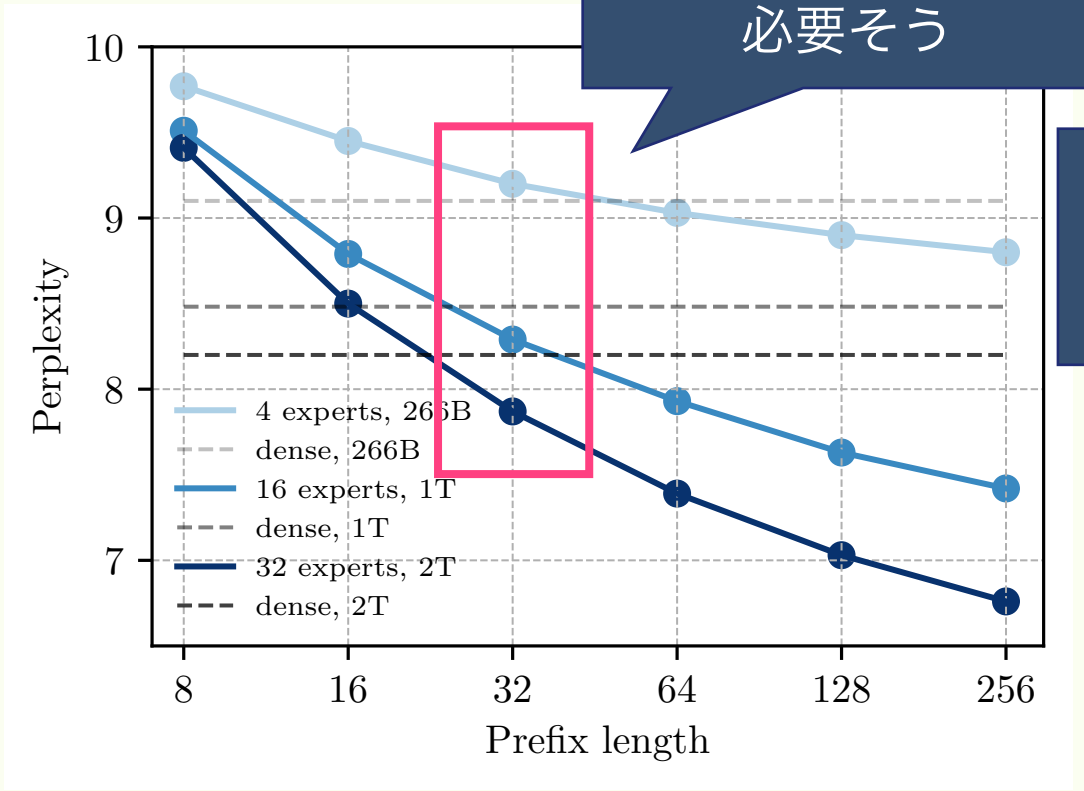
ルータの大きさについて



- ルータ：4.4Mパラメタの LM
- 直感：大きなルータにすると、より良い振り分けができそう
- 結果は変わらず
  - 変わらなすぎて実験を疑いたくなる
  - 表層的な情報で振り分けしている？
  - ルータの学習が甘い？

振り分けに使う接頭辞のトークン数

振り分けに使う接頭辞のトークン数を変えてみた



Dense超えには
32トークンは
必要そう

クエリが極端に短い
場合は
Denseで良さそう？

感想

- 実験が事前学習に閉じており、事後学習への適用可能性に疑問
  - 素朴にやると、振り分けが破綻しそう
  - ICLRのレビューでも指摘されており、著者も認めている
    - ICLRは気合で押し切った
  - 事前学習と事後学習を一気通貫にやりたい気がする...
  - 本勉強会でそういう論文が紹介される気がしている
- エキスパート（LLM）の数を自由に増減させられると嬉しそう
  - ドメイン適用とか（金融、医療、etc）
  - 推論時のコスト削減とか